

APLICACIÓN DE LAS METAHEURÍSTICAS EN UN SISTEMA DE MANUFACTURA BAJO AMBIENTE JIT, PARA MEJORAR EL THROUGHPUT

Sergio Augusto Fernández Henao
Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid
Cra. 48 # 7-151, Medellín, Colombia
safernandez@elpoli.edu.co

RESUMEN

Se presenta una metodología basada en la utilización de Metaheurísticas para lograr mejorar el Throughput en un sistema de manufactura que utiliza Kanbans de Producción para controlar su inventario en proceso. Para ello, se implementó tres etapas. La primera consiste en la utilización de una simulación discreta modelando un caso hipotético de un sistema de producción tipo Pull. En la segunda se construye un modelo de Regresión que explica la relación de las variables de estudio y en la última etapa se aplica las Metaheurísticas por medio de la elaboración de un Algoritmo Genético que involucra en su función objetivo la ecuación del modelo matemático de la etapa anterior, así, se logra hallar una solución de buena calidad que indica la cantidad de Kanbans de Producción que deben ser asignados en el sistema, de tal manera, que se logra un equilibrio entre el inventario en proceso y el Throughput.

Palabras Clave: Algoritmos Genéticos, Metaheurísticas, Simulación.

ABSTRACT

This paper illustrates a methodology for applying the Metaheuristics in “Pull Systems” (Controlled by Kanbans Production), with the goal of improvement the Throughput. This methodology is supported in three phases. Phase 1 uses the discreet simulation with which is modeled a hypothetical case of a “Pull Production System”. Phase 2 focuses in the construction of a Regression Model, with which the relationship between variables is explained. The last phase applies the Metaheuristics through the elaboration of a Genetic Algorithm that involves in its objective function the equation of the mathematical model, it finds a solution of good quality that indicates the amount of Production Kanbans which they must be assigned for each product in the manufacturing cells to obtain a balance between Work-in-process and percent of Throughput. Through displayed hypothetical example in this paper, the above methodology mentioned is developed.

Keywords: Genetic Algorithm, Metaheuristics, Simulation.

1. Introducción.

Los sistemas de manufactura han ido evolucionando con el tiempo propendiendo por mejorar su capacidad de respuesta ante las diferentes variaciones de la demanda de sus clientes. Por esta razón se busca incorporar técnicas robustas de optimización y/o búsqueda expansiva de soluciones de buena calidad que permitan dar una ayuda eficiente a los sistemas de planeación (Kakuro A., 2007).

En cuanto a los sistemas de manufactura tipo “Pull”, se tiene entre sus objetivos principales la disminución de inventario en proceso y lograr a la vez tiempos de entrega de pedidos “Lead Time” razonables. Dado lo anterior, se necesita por un lado, un cambio cultural de los operarios en cuanto a la adaptación de la filosofía japonesa de “Justo a Tiempo-JIT” a su entorno laboral y por otro lado, es necesario implementar alguna técnica matemática robusta, que permita realizar una programación de los Kanbans que utiliza dicho sistema, de tal manera que se logre un equilibrio entre las dos caras. (Shaojun W., 2005).

Para dicha programación de Kanbans, el Sistema de Producción Toyota ha elaborado ciertas formulas matemáticas para indicar el número de estas tarjetas que debe ser asignado para determinado proceso productivo (Philipoom et al., 1987). Sin embargo, se ha observado que la tarea de asignar el número de kanbans a dicho proceso productivo en donde se tiene varias células de trabajo y a la vez varios productos, se convierte en una labor de gran dificultad para el personal encargado de su planeación (Blanco et al., 2006).

Es así, como la investigación desarrollada en este trabajo presenta un Enfoque Metodológico que permite explorar una cantidad relevante de alternativas de solución a través de la combinación de técnicas de Simulación discreta, Modelos de Regresión y Metaheurísticas; para dar apoyo a la solución de problemas de asignación que generen explosión combinatorial (Gavanelli et al., 2008). Este Enfoque Metodológico, se basa en la Simulación de ciertos escenarios de producción tipo Pull que permitirán obtener unos valores de salida correspondientes al Throughput promedio de los productos fabricados¹.

Seguidamente se realiza la construcción de un modelo matemático con base a técnicas de Análisis de Regresión (Persson et al., 2007), teniendo como variables de entrada las configuraciones de Kanbans en cada escenario contemplado en los experimentos de simulación y como variable de salida el Throughput promedio correspondiente a cada experimento generado. Por último, después de haber realizado la correspondiente validación del Modelo, éste es incorporado en un Algoritmo Genético que a través de ciertos parámetros de programación, buscará en tiempo razonable una solución de buena calidad sin tener que abordar el espacio total de alternativas. Dicha solución, indicará una configuración de la cantidad de kanbans que deben circular en las correspondientes estaciones de trabajo, garantizando un equilibrio entre el inventario total en proceso y el porcentaje promedio de la demanda satisfecha “Throughput” para todos los tipos de productos solicitados, lo cual, hace parte esencial de la filosofía JIT.

2. Descripción del sistema de producción.

En este trabajo se presenta el desarrollo de un caso hipotético de una línea de producción que maneja doce tipos de productos en sus celdas de manufactura. El objetivo de este modelo productivo es encontrar un equilibrio entre el inventario en proceso (Controlado por el total de Kanbans de Producción “KP” que circulan en el sistema) y el Throughput promedio (tomado como el porcentaje promedio de la demanda satisfecha).

¹ Las configuraciones de Kanbans para los escenarios simulados, son establecidos con base a un diseño de experimento completo factorial.

Con base a lo anterior, el sistema de producción propuesto se compone de tres celdas de manufactura. Cada una puede realizar diferentes procesos dependiendo de la tarea asignada en relación a la orden de producción que se reciba en determinado momento. Para ello, se utiliza la filosofía “Just In Time” con el Sistema de Producción tipo Pull y los Kanbans como controladores de la producción (Al-Tahat M. et al, 2006). La figura 1 presenta el esquema de “Flow Shop” que tiene la línea de producción objeto de estudio.

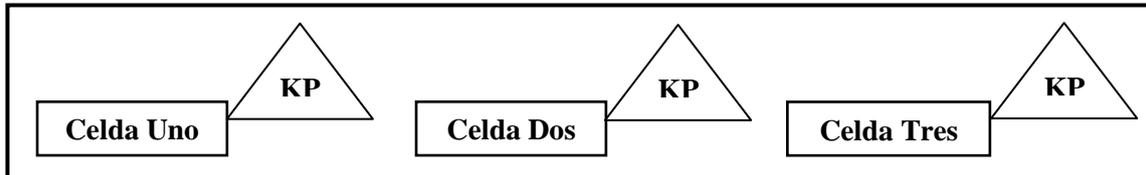


Figura 1. Línea de manufactura controlada por Kanbans de Producción.

La línea de producción sintetizada en la figura 1 maneja el concepto de “Flow Shop” (Ribas I. et al., 2010) debido a que todos los productos procesados deben pasar por las tres celdas de manufactura en el mismo orden (Es decir que todos los artículos pasan primero por la celda uno, luego por la dos y terminan su proceso de fabricación en la tercera celda de manufactura).

Como se mencionó anteriormente, para este caso de estudio se trabajó con 12 tipos de artículos diferentes. Los tiempos de procesamiento en cada celda de manufactura para cada artículo se observan en la tabla 1. Se asumió una cantidad de demanda constante por parte de sus clientes de una unidad, con una tasa de llegada igualmente constante de dos minutos para cada artículo.

PRODUCTO	Tiempo de Procesamiento (Minutos)											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CELDA 1	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
CELDA 2	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
CELDA 3	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14

Tabla 1. Tiempos de procesamiento para cada artículo en su correspondiente celda de manufactura.

Las distancias entre cada estación de trabajo fueron irrelevantes, ya que se asumió una distribución cercana de las celdas de manufactura en esta línea de producción. Por tal motivo, se trabajó únicamente con Kanbans de Producción (KP’s), los cuales fueron asignados a través de un diseño factorial generando diferentes tipos de escenarios de lo cual se habla en el numeral 3. En este sistema de producción tipo Pull se asumió el tamaño de cada container de una unidad para todas las partes. Luego, cada Kanban de Producción es reemplazado tan pronto su container está vacío. La capacidad de las maquinas se tomó inicialmente como infinita, ya que, a larga los Kanbans de Producción son los que regulan dicha capacidad.

Por último, la materia prima necesaria para la fabricación de cada artículo se asumió como una variable infinita. Esto debido a que el interés del trabajo se enfoca en el análisis interno del sistema de producción, en relación a la cantidad de Kanbans de Producción “KP” que garanticen los objetivos mencionados hasta el momento (Throughput y Niveles de Inventario). Como se observa, los parámetros de entrada de este modelo (Tiempo de procesamiento, tiempos de llegadas de cada orden de pedido y cantidad de productos demandada por el cliente) son de carácter determinístico. Esto con el objetivo de crear un ambiente estable que permita seguir paso a paso el proceso interno de producción y a la vez, se pueda comparar claramente los resultados de esta metodología con la teoría del Sistema de Producción Toyota, en relación a su método para calcular la cantidad de Kanbans necesarios para obtener un equilibrio entre su tiempo de despacho y nivel de inventario.

3. Desarrollo de la simulación y el modelo de regresión.

El sistema de producción tipo Pull citado en el numeral anterior, es alimentado por 12 tipos diferentes de artículos para ser producidos en tres celdas de manufactura. Con lo cual, se debe asignar 12 valores (Autorizaciones de producción) por cada centro de trabajo, lo que genera un total de 36 asignaciones de Kanbans de Producción para todo el sistema. Para efectos del análisis del caso propuesto, se ha establecido un rango de asignación de Kanbans de $[1 - 6]^2$, con lo que se genera “ 1.03×10^{28} ” alternativas posibles de asignación de Kanbans³, de tal manera que cada producto tenga su correspondiente número de Kanbans en su respectiva estación de trabajo para que autorice la producción respectiva dada una demanda del cliente en un momento determinado.

Como se puede observar, esta cantidad de alternativas de solución genera un problema de “Explosión Combinatoria”, ya que un computador que tenga un procesador que opere a una velocidad de una Giga⁴, podría analizar 3.15×10^{16} alternativas por año, es decir que para poder analizar todas las alternativas, el procesador se demoraría aproximadamente 22.5 edades del universo.

Dado lo anterior, se generó una cantidad determinada de escenarios para ser simulados con el fin de analizar ciertas variables de entrada y de salida (Armaneri, 2003). Esto con el objetivo de obtener un Modelo Matemático de Regresión que explique la relación de los Kanbans de Producción asignados a cada celda de manufactura, con el porcentaje de demanda satisfecha (Throughput). Para establecer dichos escenarios, se utilizó un diseño factorial en donde cada factor corresponde al total de kanbans asignados a cada una de las 3 celdas de manufactura, los cuales permiten autorizar la producción de sus doce artículos. Para generar la información se establecen combinaciones correspondientes a solo tres niveles para cada factor correspondientes a la cantidad de Kanbans asignados al artículo *i* en la celda de manufactura *j*, encargados de autorizar la fabricación de una, tres o seis unidades del respectivo artículo. La tabla 2 presenta un resumen de algunos de los escenarios propuestos para ser simulados dadas las condiciones mencionadas.

Escenario	Alternativas Individuales			Alternativas Totales		
	Ki1	Ki2	Ki3	TK1	TK2	TK3
1	3	1	3	36	12	36
2	3	6	3	36	72	36
3	6	6	3	72	72	36
4	3	1	1	36	12	12
5	3	1	6	36	12	72
6	3	3	6	36	36	72
7	1	3	1	12	36	12
.
.
.
23	1	6	1	12	72	12
24	3	6	1	36	72	12
25	6	3	3	72	36	36
26	1	1	6	12	12	72
27	3	6	6	36	72	72

Tabla 2. Escenarios generados a través del diseño de experimento factorial.

² Este rango indica la cantidad de unidades autorizadas para producir del producto *i* en el centro de trabajo *j*

³ Este valor es el resultado de la expresión “ 6^{36} ” que indica 36 variables de decisión con 6 posibles valores de asignación.

⁴ Una Giga de velocidad en un procesador equivale a realizar 1×10^{19} operaciones por segundo.

Como se puede ver en la tabla 2, se construyó 27 escenarios a través de un diseño factorial completo de 3^3 , ya que se cuenta con tres factores de tres niveles cada uno. Es así, como en las columnas 2, 3 y 4 se indica la cantidad de Kanbans de Producción que se asignará a cada celda de manufactura para cada artículo y en las últimas tres columnas se presenta el total de Kanbans permitido en cada celda (TK1, TK2 y TK3).

Con base a las características mencionadas, se diseñó 27 modelos correspondientes a cada uno de los escenarios citados en la tabla 2. Como variables de entrada se tomaron los Kanbans Totales asignados a cada celda de manufactura. Como variable de desempeño o de salida se utilizó el porcentaje promedio de demanda satisfecha “% Throughput”, la cual se calculó dividiendo el total de entregas sobre el total de pedidos para un tiempo determinado de simulación.

Para realizar la simulación de cada escenario, se utilizó el software PROMODEL 7.5. El “Layout” para el modelo del sistema de producción analizado, se presenta en el gráfico 1.



Gráfico 1. Línea de producción.

Con base al diseño presentado en el gráfico 1, se simuló cada escenario con las características de la tabla 1 y de la tabla 2, utilizando un tiempo de corrida de 160 horas (Lo que se aproxima a un mes de producción). La tabla 3 contiene para cada escenario simulado, su correspondiente porcentaje promedio de demanda satisfecha (% Throughput). Basado en las propuestas por Madu (1990) y Robert (1998), se utiliza la información de la tabla 3 para construir el Modelo de Regresión que tiene la finalidad de explicar en buena medida la relación existente entre las variables independientes (TK1, TK2 y TK3) y la variable de desempeño (%Throughput).

ESCENARIO	TK1	TK2	TK3	% THROUGHPUT
	X ₁	X ₂	X ₃	Y
1	36	12	36	36,64
2	36	72	36	73,37
3	72	72	36	73,37
4	36	12	12	29,68
5	36	12	72	36,64
6	36	36	72	78,39
7	12	36	12	29,68
.
.
24	36	72	12	29,68
25	72	36	36	73,37
26	12	12	72	36,64
27	36	72	72	82,72

Tabla 3. Resultados de los escenarios simulados.

Luego de haber implementado varios modelos de Regresión (Polinomial, Exponencial, Potencial, entre otros) y haber aplicado las correspondientes pruebas estadísticas que corroboraban el cumplimiento de los supuestos de Normalidad, Independencia, Multicolinealidad y Homoscedasticidad; se determinó que el mejor ajuste de las variables objeto de estudio, se lograba con el modelo exponencial que tiene la siguiente fórmula:

$$\ln(y) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i \chi_i \quad (1)$$

Con base a la formula anterior, la ecuación del modelo quedó de la siguiente forma:

$$\ln(y) = 2.46 + 0.0133TK_1 + 0.0213TK_2 + 0.0354TK_3 - 0.000166TK_1^2 - 0.000238TK_2^2 - 0.00036TK_3^2 + 0.00003TK_1TK_2TK_3 \quad (2)$$

Con esta ecuación (2), se puede comprobar el hecho de que cada vez que se aumenta el número de kanbans en cada estación, se incrementa exponencialmente el porcentaje promedio de demanda satisfecha (aunque con un poco de retraso causado por los términos de segundo orden que presenta el modelo). La tabla 4 contiene en su quinta columna los “P-value” para cada parámetro de la ecuación, con lo cual se puede inferir que cada uno aporta información significativa para estimar el porcentaje promedio de Throughput. Por último, este modelo presenta un coeficiente de determinación de 90,3% lo que reitera un ajuste fuerte de las variables independientes con la variable dependiente.

Predictor	Parámetros	Coef. de EE	T	P
Constante	2,4626	0,1915	12,86	0,000
TK1	0,013293	0,006274	2,12	0,048
TK2	0,021327	0,006274	3,40	0,003
TK3	0,035366	0,006274	5,64	0,000
TK12	-0,00016621	0,00007078	-2,35	0,030
TK22	-0,00023752	0,00007078	-3,36	0,003
TK32	-0,00035995	0,00007078	-5,09	0,000
TK1TK2TK3	0,00000323	0,00000064	5,04	0,000

Tabla 4. Análisis de significancia para los coeficientes del Modelo Exponencial.

Con el propósito de realizar la correspondiente validación de este modelo (Friedman and Pressman, 1998), se generaron cinco escenarios adicionales en donde la cantidad de kanbans totales fue determinada de manera aleatoria, cuidando de que dichos valores estuvieran dentro del rango establecido en el experimento “[1 – 6]”.

TK1	TK2	TK3	Y_Simulado	Y_Teórico	% ERROR
24	36	48	61,41	62,56	0,02
36	60	24	55,79	51,55	0,08
48	48	48	85,41	80,76	0,05
36	24	48	61,81	59,86	0,03
24	60	36	61,41	58,45	0,05
Error Promedio					0,05

Tabla 5. Validación del Modelo de Regresión.

Las tres primeras columnas de la tabla 5 muestran los escenarios adicionales de validación con sus Kanbans de Producción Totales “TK” para cada celda de manufactura. La cuarta columna presenta el valor de la variable “% Throughput (Porcentaje promedio de demanda satisfecha)” encontrado a través de la simulación. La quinta columna indica el valor obtenido con el modelo planteado para la variable dependiente (% Throughput). La última columna muestra el

porcentaje de error encontrado al comparar los dos valores de la variable dependiente hallados por medio de la Simulación y el modelo de regresión.

El porcentaje promedio de Error encontrado en los escenarios adicionales es de 5%, lo cual corrobora que el modelo exponencial se ajusta muy bien a los datos analizados. Por lo tanto, la ecuación de éste puede ser empleada para la siguiente fase de la metodología propuesta (Uso de una Metaheurística) gracias a su buen desempeño en la predicción de la variable dependiente (% Throughput).

4. Aplicación de metaheurísticas.

Como se mencionó en el numeral dos, la tarea de asignación de los Kanbans de Producción se vuelve cada vez más compleja a medida que se cuenta con un mayor número de productos y procesos de manufactura. Por tal motivo, se presenta la necesidad de contar con una herramienta de solución que permita encontrar la asignación de Kanbans de tal manera, que se logre un equilibrio entre la cantidad de demanda satisfecha y el inventario en proceso. Para ello, la fase a seguir después de haber encontrado el Modelo de Regresión, es recurrir a un método de exploración (Carson, 1997) que logre dicho equilibrio y que a la vez, se desenvuelva eficientemente en el mundo de “la explosión combinatorial” debido a la cantidad considerable de posibles alternativas de solución (lo cual se mencionó en el numeral 3).

El enfoque metodológico propuesto en este trabajo, presenta en su última fase la construcción de un Algoritmo Genético (Granada, 2009) que permita en un tiempo razonable, explorar una gran parte del espacio de soluciones y encuentre la cantidad de Kanbans de Producción para cada artículo en su correspondiente celda de manufactura que garantice una solución de buena calidad.

Para el desarrollo de esta Metaheurística se estableció los siguientes componentes en el Algoritmo Genético:

4.1. Población Inicial.

La población inicial es una matriz generada de manera aleatoria, en la cual, la cantidad de filas es controlada por un parámetro denominado “Tampoblación” (Tamaño de la población) y la cantidad de columnas es controlada por el parámetro “numgenes”. Este parámetro a su vez está controlado por la cantidad de celdas de manufactura y la cantidad de artículos a procesar.

Es así, como cada vector de la matriz que forma la población inicial, será una alternativa de solución. Esta alternativa indica en bloques de tres, la cantidad de Kanbans de producción que se debe asignar para el producto *i* en la celda de manufactura *j*. Por ejemplo, si se cuenta con tres celdas de manufactura y dos productos a procesar, una alternativa de solución de dicha matriz podrá tomar la siguiente forma:

3	1	4	2	5	6
---	---	---	---	---	---

Dicho vector indica que para el primer producto se debe asignar tres Kanbans de Producción en la primera celda de manufactura, un Kanban en la segunda celda y cuatro Kanbans en la última celda; para el segundo producto su asignación será de dos kanbans en la primera celda, cinco Kanbans en la segunda y seis en la última celda de manufactura. Además, como se mencionó en el numeral tres, la asignación de Kanbans para este estudio, se limita a un rango de mínimo un Kanban y máximo seis Kanbans por cada producto en su correspondiente celda de manufactura. Por tal motivo cada gen de las alternativas de solución solo puede tomar valores entre dicho rango.

4.2. Selección de Padres.

Para este proceso se plateó en primera instancia, la función de adaptación, la cual involucra en sus cálculos los siguientes componentes: El valor estimado del porcentaje promedio de demanda satisfecha a través del Modelo de Regresión, un peso de valoración que hace

referencia a la importancia de la variable dependiente (% Throughput) y unos pesos de penalización del total de Kanbans en cada celda de manufactura. De esta manera, el cálculo de la función de adaptación queda de la siguiente forma:

$$\theta = (W_0 * y) - (W_i * P) \quad (3)$$

Donde:

Θ = Valor Función de Adaptación

W_0 = Peso de importancia asignado a la variable dependiente.

Y = Porcentaje promedio de la demanda satisfecha (% Throughput) encontrado a través del Modelo Exponencial.

W_i = Vector de pesos de penalización para el total de Kanbans asignados en la celda de manufactura i .

P = Población Total o matriz que contiene el total de Kanbans asignados a cada celda de manufactura para el total de alternativas exploradas.

De esta manera, se evalúa cada alternativa de solución a través del correspondiente valor de la función de Adaptación. La estructura de la ecuación número (3), tiene la finalidad de encontrar un equilibrio entre el número total de kanbans asignados a cada celda de manufactura y el porcentaje promedio de demanda satisfecha. Esto se puede observar, ya que la ecuación (2) presentada en el numeral anterior indicó que a mayor cantidad de Kanbans, mayor sería el porcentaje de Throughput, sin embargo en la función objetivo planteada, no se deja crecer hasta el tope máximo la cantidad de kanbans asignados gracias a las penalizaciones agregadas.

Para la elección de los padres, se realiza una selección por torneo (Goldberg, 2004), que toma parejas aleatorias de la población, se compara el valor de la función de Adaptación obtenida con cada alternativa de solución y se elige la de mejor calidad (Mayor valor de la función de Adaptación) para pasar una copia genética a la siguiente generación. Este procedimiento maneja un concepto elitista en donde aquellas alternativas de solución con menor valor de la función objetivo se irán eliminando de la población solución.

4.3. Cruzamiento y Recombinación.

Para realizar este proceso de variación, se toma la parte entera de la raíz cuadrada del total de asignaciones de Kanbans generados como cantidad de puntos de corte. Es decir que si se tiene 3 productos a fabricar en tres celdas de manufactura, se necesita 9 asignaciones de Kanbans de Producción (una para cada producto i en la celda j), por lo tanto, el algoritmo utilizará 3 puntos de corte (Raíz cuadrada de 9). La siguiente figura presenta un la ilustración de este ejemplo.

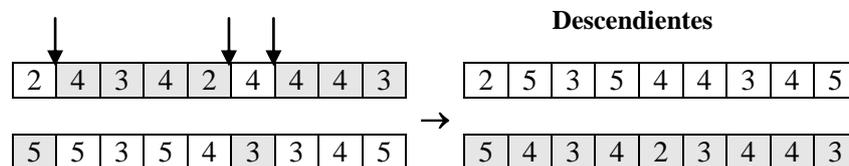


Figura 2. Cruzamiento multipunto con tres puntos de corte.

Para indicar la posición de los puntos de corte se genera números aleatorios entre la cantidad de genes que compone el vector de solución. En la figura 2 se observa la forma como opera esta parte del algoritmo, generando para una pareja de vectores dos nuevos descendientes. De esta manera se aplica el proceso de recombinación en donde cada vez que se genera un descendiente denominado “Hijo”, es comparado con el vector de la población que obtuvo la peor función objetivo. El mejor de los dos queda ubicado en la matriz que conforma la población para continuar con el torneo de selección y el perdedor es eliminado de dicha población.

4.4. Mutación.

Para ejecutar esta parte del Algoritmo Genético se usó un valor de 0.3 como la tasa de mutación. Es así, como después de haber realizado la Selección, el Cruzamiento y la Recombinación respectiva, se genera un número aleatorio entre 0 y 1 para ser comparado con la tasa de mutación. Si el valor está por debajo de dicha tasa, se inicia el proceso de Mutación (Lin and Kernighan, 1973).

La Mutación consiste en primer lugar, en la generación de dos números aleatorios (Éstos están en el rango del número de asignaciones de kanbans de Producción establecidas) los cuales se acomodan de menor a mayor e indican dos posiciones del vector de solución del descendiente respectivo. En segundo lugar, se rota la franja comprendida entre las dos posiciones elegidas aleatoriamente obteniendo un nuevo vector de solución mutado. Este vector reemplaza el antiguo y entra a ser parte de la población para ser comparado el valor de su función objetivo con las demás. Cabe anotar que este proceso se hace con cada descendiente para saber si se muta o no, y así, permitir una mayor exploración del espacio de soluciones.

4.5. Criterio de Parada.

Se estableció un tamaño de población de 50 alternativas de solución y un número de generaciones máximo de 300. Esto permitirá que en cada iteración se obtenga la mayor función objetivo y vaya comparando cada resultado final hasta elegir la solución de mejor calidad que indique para cada producto la cantidad de Kanbans de Producción en su correspondiente celda de manufactura de tal manera que garantice un equilibrio entre el inventario total en proceso y el porcentaje promedio de demanda satisfecha.

5. Resultados.

En primer lugar, basados en los datos de las tablas 2 y 5 se calculó el valor de la función de Adaptación propuesta en el Algoritmo Genético. En los resultados de la tabla 6 se observa que la mejor asignación se presenta en el escenario 30 obteniendo un valor de la función de Adaptación de 347.446.

Escenario	Alternativas Individuales			Alternativas Totales			Valor Función de Adaptación
	Ki1	Ki2	Ki3	TK1	TK2	TK3	
1	3	1	3	36	12	36	166,1745502
2	3	6	3	36	72	36	51,34239833
3	6	6	3	72	72	36	53,18278356
4	3	1	1	36	12	12	132,5461405
.
.
.
25	6	3	3	72	36	36	151,9907589
26	1	1	6	12	12	72	0
27	3	6	6	36	72	72	0
28	2	3	4	24	36	48	218,3867722
29	3	5	2	36	60	24	89,30551325
30	4	4	4	48	48	48	347,4462843
31	3	2	4	36	24	48	213,8492679
32	2	5	3	24	60	36	120,725725

Tabla 6. Cálculo de la función de Adaptación.

Esta solución indica que se deben asignar cuatro Kanbans de Producción para cada producto en cada celda de manufactura, con lo cual se logra un porcentaje promedio de demanda satisfecha “% Throughput” de 80.76%. Los valores de cero indican que el resultado da un valor negativo al momento de realizar los correspondientes cálculos (Esto debido a que la penalización sobre el total de Kanbans impide que el porcentaje de demanda satisfecha se incremente desmesuradamente sacrificando el control del inventario en proceso), por lo tanto se asigna el valor de cero en funciones objetivo negativas para ser descartados sus escenarios de la población objetivo.

La siguiente tabla 7 presenta un resumen de 10 corridas del Algoritmo Genético propuesto en este trabajo. En esta tabla 7 se muestra el total de Kanbans “TK_i” asignados en cada estación de trabajo y el respectivo valor de la función de Adaptación de mejor calidad que el Algoritmo encontró luego de que en cada corrida se realizara la respectiva búsqueda de la asignación de Kanbans de Producción para los doce productos en las tres celdas de manufactura.

Corrida	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
TK1	52	51	55	50	49	56	47	51	57	54
TK2	49	48	52	47	46	53	49	49	53	50
TK3	49	48	50	47	47	51	47	48	52	50
Mejor Función de Adaptación	355.19	352.25	360.49	348.90	346.43	362.37	347.70	353.08	363.56	358.54

Tabla 7. Resumen corridas del Algoritmo Genético.

En la tabla 7 se puede también observar que la mejor alternativa de solución se da en la novena corrida con un valor de 363.56 superando la solución de la tabla 6 gracias a una mayor exploración de soluciones de mejor calidad.

Las asignaciones para cada uno de los 12 productos, se presentan en la siguiente tabla 8, de acuerdo a la corrida 9 de la tabla anterior, ya que ésta tuvo el mejor desempeño.

Producto	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
KP ₁₁	4	5	3	6	5	6	6	5	4	5	5	3
KP ₁₂	3	5	5	5	4	3	4	5	3	5	5	6
KP ₁₃	5	3	4	4	4	5	5	6	5	3	3	5

Tabla 8. Asignación de Kanbans de Producción para cada producto.

Con la asignación de Kanbans de Producción de la tabla 8 se obtiene un porcentaje promedio de demanda satisfecha de 88.04%, lo cual, corrobora nuevamente que esta solución es de mejor calidad.

6. Conclusiones.

El enfoque metodológico propuesto en esta investigación, resalta la pertinencia de enlazar varias técnicas de investigación de operaciones y estadística de forma integral e interactiva, como lo son la Simulación, los Modelos de Regresión y las Metaheurísticas, de tal manera, que cada una se apoya de las demás para encontrar una buena solución en un tiempo razonable de ejecución.

Es de gran interés observar como la función objetivo insertada en el Algoritmo Genético, garantiza un equilibrio entre el porcentaje de demanda satisfecha y el nivel de inventario en proceso. Esto se logra gracias a las penalizaciones asignadas a los totales de Kanbans asignados a

cada celda de manufactura y al nivel de importancia asignado a la variable dependiente “% Throughput” a través de un peso relevante.

La aplicación de este enfoque metodológico a través de la Simulación Discreta, los Modelos de Regresión y el uso de una Metaheurística (Algoritmo Genético), permitió encontrar un escenario que a través de las correspondientes asignaciones de Kanbans de Producción para cada uno de los doce productos en las tres celdas de manufactura, elevara el porcentaje promedio de demanda satisfecha a 88.04%, lo cual, va de la mano con la implementación de la filosofía “Just In Time” en los sistemas de producción.

7. Referencias.

Al-Tahat M., Mukattash A. (2006), Design and analysis of production control scheme for Kanban-based JIT environment Original Research, Journal of the Franklin Institute, Volume 343, Issues 4–5, Pages 521-531.

Armaneri, Özgür (2003), “A Regression Metamodeling in Simulation with Application to the Transformer Manufacturing System”, International Conference on Computers and Industrial Engineering, vol 35, 164 – 169.

Blanco L., Romero E., Paez J. (2006), Conwip: Un Sistema de Control de Producción, Fourth LACCEI International Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology, Mayagüez, Puerto Rico.

Carson, Y. Anu, M. (1997). “Simulation Optimization: Methods and Applications”. Winter Simulation Conference.

Friedman, L. W. and Pressman, I. (1998), “The Metamodel in Simulation Analysis: Can it Be Trusted?”, Journal of Operational Research Society, vol. 39, no 10, 939-948.

Gavanelli M., Mancini T, (2008), Experimental evaluation of algorithms for solving problems with combinatorial explosion, Dipartimento di Ingegneria, Università di Ferrara, Italy.

Goldberg, D. and Deb, K. (2004), “A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithms”, In Foundations of Genetic Algorithms 1. pp. 69-93.

Granada, M. (2009), “Algoritmos Evolutivos y Técnicas Bioinspiradas: De la teoría a la práctica” Universidad Tecnológica de Pereira, Cap 3. pág. 78.

Kakuro A. (2007), “Applying New JIT—Toyota's global production strategy: Epoch-making innovation of the work environment”, School of Science and Engineering, Aoyama Gakuin University, 5-10-1 Fuchinobe, Sagamihara-shi, Kanagawa-ken, 229-8558, Japan.

Lin, S. and Kernighan, W. (1973), “An Effective Heuristic Algorithm for the Traveling Salesmen Problem”, Operations Research, vol. 21, 498-516.

Madu, C.N. (1990), “Simulation in Manufacturing: A Regression Metamodel Approach”, Computers and Industrial Engineering, vol. 18 no. 3, 381-389.

Persson A., Andersson M., Grimm H. (2007), Metamodel-Assisted Simulation-Based Optimization of a Real-World Manufacturing Problem, Centre for Intelligent Automation, University of Skövde, Skövde, SE-541 48, Sweden.

Philipoom, P.R., Rees, L.P., Taylor, B.w. and Huang, P.Y. (1987), “An Investigation of the Factors Influencing the Number of Kanbans Required in the Implementation of the JIT Technique with Kanbans”, International Journal of production Research, vol. 25, no. 3, 457-472.

Ribas I, Leisten R, Framiñan J, (2010), Review and classification of hybrid flow shop scheduling problems from a production system and a solutions procedure perspective Review, Computers & Operations Research, Volume 37, Issue 8, Pages 1439-1454.

Robert G. Sargent (1998), “Verification and Validation of Simulation Models”, Winter Simulation Conference.

Shaojun W., Bhaba R. (2005), An assembly-type supply chain system controlled by kanbans under a just-in-time delivery policy, Department of Industrial and Engineering Technology, Southeast Missouri State University, Cape Girardeau, MO 63701, USA.